



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Τεχνολογίες Κινητής και Ηλεκτρονικής Υγείας

Αξιοποίηση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε Παιχνίδι Σοβαρού
Σκοπού για Κινητική Αποκατάσταση Ασθενούς

Χαρίλαος Κουκουλάρης
03118137

Δημήτρης Καλέμης
03118152

Αναστάσιος Στέφανος Αναγνώστου
03119051

30 Ιουνίου 2023

Περιεχόμενα

I	Εισαγωγή	3
1	Πρόβλημα προς αντιμετώπιση	3
2	Βασικοί στόχοι	3
3	Βασικές Έννοιες	3
4	Εγγενείς Δυσκολίες	4
II	Υλικό και Μέθοδοι	5
5	Υλικό	5
6	Λογισμικό	6
7	Σχεδιασμός Εφαρμογής	6
8	Επεξεργασία Δεδομένων	9
8.1	Επιλογή Ηλεκτροδίων	9
8.2	Επεξεργασία με Συχνотικά Χαρακτηριστικά	9
8.2.1	Δεδομένα	10
8.2.2	Απεικόνιση Δεδομένων	10
8.2.3	Κατηγοριοποίηση Δεδομένων	11
8.3	Επεξεργασία με Χρονικά Χαρακτηριστικά	16
8.3.1	Δεδομένα	16
8.3.2	Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	16
8.3.3	Ταξινόμηση	17
8.3.4	Αποτελέσματα	17
III	Αποτελέσματα	18
9	Σύγκριση Μεθόδων	18
10	Απόπειρα Επαλήθευσης	18
IV	Επίλογος	19
11	Σύνοψη και Συμπεράσματα	19
12	Μελλοντικές Επεκτάσεις ή Βελτιώσεις	19

Μέρος I

Εισαγωγή

1 Πρόβλημα προς αντιμετώπιση

Τα τελευταία χρόνια, η πρόοδος της τεχνολογίας έχει δώσει την ευκαιρία να βελτιωθούν οι μέθοδοι θεραπείας και να βελτιωθεί η ποιότητα ζωής των ασθενών. Επιπλέον, ο αριθμός των επιζώντων από εγκεφαλικό έχει αυξηθεί, καθιστώντας ακόμη πιο κρίσιμη την ενίσχυση των τεχνικών αποκατάστασης για αυτούς (Pulido et al. [6]). Μία από τις σημαντικές προκλήσεις σε αυτή τη διαδικασία είναι η έλλειψη κινήτρων και συνέπειας από τον ασθενή, η οποία μπορεί να αποδοθεί στον επαναλαμβανόμενο χαρακτήρα των υπάρχουσών τεχνικών. Μάλιστα, αξιοσημείωτο είναι το γεγονός, ότι αρκετοί άνθρωποι, ακόμα και υγιείς, δυσκολεύονται να μάθουν να λειτουργούν τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο, με αποτέλεσμα να είναι ακόμα πιο ευάλωτοι στην έλλειψη κινήτρου.

Για αυτούς τους λόγους, εργαστήκαμε για την ανάπτυξη μιας σοβαρής εφαρμογής παιχνιδιού που στοχεύει στην αποτελεσματική αποκατάσταση ασθενών με κινητικές αναπηρίες που προκαλούνται από εγκεφαλικό επεισόδιο ή σχετικούς παράγοντες. Με την ενσωμάτωση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και μιας διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή, ελπίζουμε να αντιμετωπίσουμε και ενδεχομένως να επιλύσουμε αυτό το ζήτημα.

2 Βασικοί στόχοι

Τα κύρια στοιχεία της μεθόδου που ακολουθήσαμε είναι η συλλογή δεδομένων από τον εγκεφαλογράφο, η οργάνωσή τους και η κατάλληλη επεξεργασία, η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η εκπαίδευση ενός απλού νευρωνικού δικτύου το οποίο ταξινομεί τα σήματα από το εγκεφαλογράφημα σε κατηγορίες. Επιπρόσθετα, αναπτύχθηκε ένα πρωτότυπο φιλικό προς το χρήστη περιβάλλοντος διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή, μέσω του οποίου δίνονται ερεθίσματα στον εκάστοτε ασθενή και λαμβάνεται η αντίστοιχη ανατροφοδότηση.

Ως ομάδα, συμπεράναμε μέσω μελέτης σχετικής βιβλιογραφίας (Lazarou et al. [5]) πως είναι εφικτό με μία προσιτή συσκευή και κατάλληλο λογισμικό, να αναπτυχθεί ένα αρκετά ακριβές μοντέλο ανίχνευσης εικονικής κίνησης (motor imagery movement), δηλαδή ανίχνευσης πρόθεσης κίνησης ενός άκρου του ασθενή χωρίς απαραίτητα την πραγμάτωση της κίνησης αυτής. Συνεπώς, η ιδέα και βασική υλοποίηση που προτείνεται στην εργασία αυτή μπορεί να αποτελέσει μέρος θεραπείας αποκατάστασης ασθενών που δυσκολεύονται με τις παραδοσιακές μεθόδους αποκατάστασης, στις οποίες δεν έχουν κινήτρο και ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο.

3 Βασικές Έννοιες

- *BCI*: Το BCI αναφέρεται στην τεχνολογία της διεπαφής εγκεφάλου-υπολογιστή (Brain-Computer Interface). Είναι οποιοδήποτε σύστημα μετασχηματίζει εκφάνσεις της εγκεφαλικής λειτουργίας σε μία εντολή ή έλεγχο ενός συστήματος υλικού ή και λογισμικού. Η τεχνολογία αυτή έχει πολλές εφαρμογές και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορους τομείς, όπως η ιατρική. Μια εφαρμογή BCI αποτελείται συνήθως από διάφορα βασικά στοιχεία που συνεργάζονται για να δημιουργήσουν μια σύνδεση μεταξύ του ανθρώπινου εγκεφάλου και μιας εξωτερικής συσκευής ή ενός υπολογιστή.
- *Motor imagery*: Η διαδικασία φαντασίωσης της κίνησης, χωρίς την πραγμάτωσή της. Η φανταστική κίνηση εμπλέκει κοινές περιοχές με την πραγματική, δίχως την εκτέλεσή της.
- *Ηλεκτρόδια*: Τα ηλεκτρόδια είναι αισθητήρες που τοποθετούνται στο τριχωτό της κεφαλής ή απευθείας στον εγκέφαλο για τη μέτρηση της ηλεκτρικής δραστηριότητας που παράγεται από τους νευρώνες. Ανιχνεύουν τα νευρικά σήματα ή τα εγκεφαλικά κύματα, όπως το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG), το ηλεκτροκορτικογράφημα (ECoG) ή τα επεμβατικά μικροηλεκτρόδια.
- *Λήψη σήματος*: Αυτό το στοιχείο περιλαμβάνει την ενίσχυση, το φιλτράρισμα και την ψηφιοποίηση των νευρικών σημάτων που ανιχνεύονται από τα ηλεκτρόδια. Τα ακατέργαστα σήματα εγκεφαλικών κυμάτων

είναι αδύναμα και απαιτούν ενίσχυση για να επεξεργαστούν και να ερμηνευτούν αποτελεσματικά από το σύστημα BCI.

- *Επεξεργασία σήματος:* Τα αποκτηθέντα σήματα εγκεφαλικών κυμάτων υποβάλλονται σε επεξεργασία με τη χρήση διαφόρων αλγορίθμων και τεχνικών για την εξαγωγή ουσιαστικών πληροφοριών. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει φιλτράρισμα του θορύβου, εξαγωγή χαρακτηριστικών, ανάλυση δεδομένων και ταξινόμηση σημάτων. Οι μέθοδοι επεξεργασίας σήματος ποικίλλουν ανάλογα με τη συγκεκριμένη εφαρμογή BCI και τα χρησιμοποιούμενα σήματα εγκεφαλικών κυμάτων.
- *Εξαγωγή χαρακτηριστικών:* Σε αυτό το βήμα, εξάγονται σχετικά χαρακτηριστικά ή μοτίβα από τα επεξεργασμένα σήματα εγκεφαλικών κυμάτων. Αυτά τα χαρακτηριστικά χρησιμεύουν ως δείκτες συγκεκριμένων νοητικών καταστάσεων, προθέσεων ή εντολών που ο χρήστης θέλει να επικοινωνήσει στο σύστημα BCI. Τα κοινά χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν τη φασματική ισχύ, τα δυναμικά που σχετίζονται με γεγονότα (ERPs) ή συγκεκριμένες δραστηριότητες ζώνης συχνοτήτων.
- *Ταξινόμηση:* Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά στη συνέχεια τροφοδοτούνται σε έναν αλγόριθμο ταξινόμησης, όπως τεχνικές μηχανικής μάθησης ή αναγνώρισης προτύπων. Ο ταξινομητής εκπαιδεύεται να αναγνωρίζει και να διακρίνει διαφορετικές νοητικές καταστάσεις ή εντολές με βάση τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά. Χαρτογραφεί τα χαρακτηριστικά εισόδου σε συγκεκριμένες εντολές ή ενέργειες ελέγχου.
- *Έξοδος και ανατροφοδότηση:* Η ταξινομημένη έξοδος από το σύστημα BCI χρησιμοποιείται για τον έλεγχο εξωτερικών συσκευών, όπως προσθετικά άκρα, διεπαφές υπολογιστή, ρομποτικά συστήματα ή εικονικά περιβάλλοντα. Η έξοδος μπορεί να έχει τη μορφή ελέγχου κινήσεων, πληκτρολόγησης κειμένου, επιλογής επιλογών ή οποιασδήποτε άλλης επιθυμητής ενέργειας. Επιπλέον, παρέχεται συχνά οπτική ή ακουστική ανατροφοδότηση στον χρήστη για να ενισχύσει την κατανόηση της απόκρισης του συστήματος BCI.

4 Εγγενείς Δυσκολίες

Η υλοποίηση μιας BCI εφαρμογής συνοδεύεται από πληθώρα δυσκολιών, όπως συνειδητοποιήσαμε κατά τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας. Οι δυσκολίες αυτές είναι από τεχνικές μέχρι και στην ίδια τη φύση του ζητήματος και αναλύονται παρακάτω:

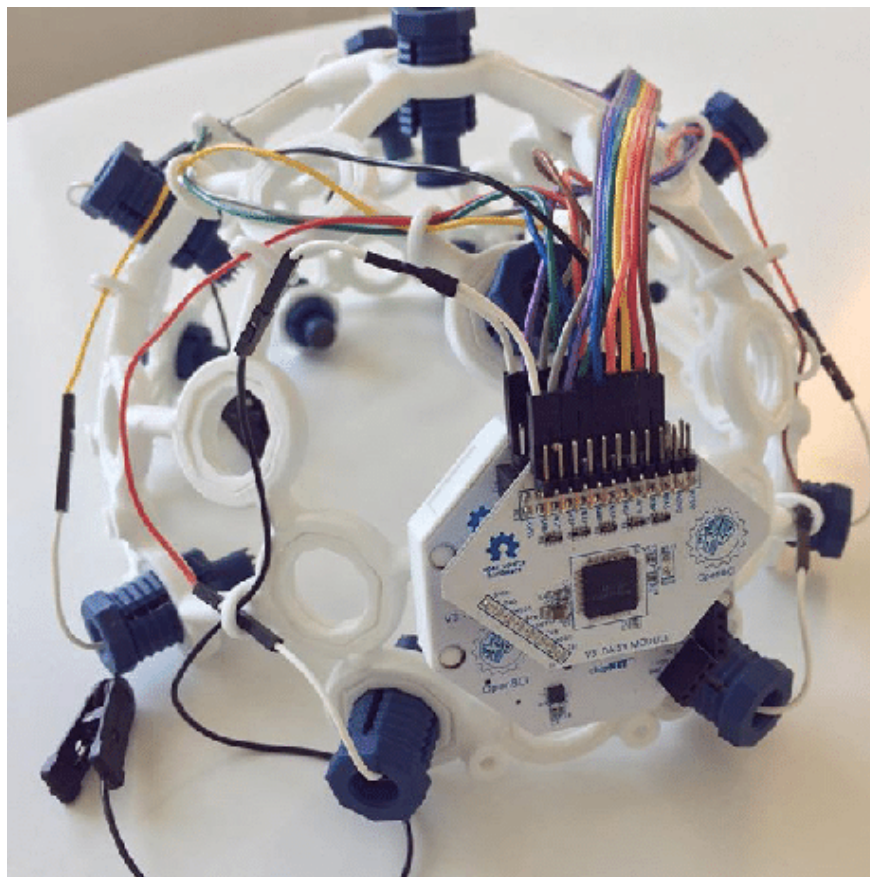
- *Ποιότητα και αξιοπιστία του σήματος:* Η λήψη υψηλής ποιότητας και αξιόπιστων σημάτων από τον εγκέφαλο αποτελεί σημαντική πρόκληση. Τα εγκεφαλικά σήματα είναι αδύναμα, επηρεάζονται από θόρυβο και παρεμβολές, γεγονός που καθιστά δύσκολη τη συνεπή εξαγωγή σημαντικών χαρακτηριστικών. Στο περιβάλλον του εργαστηρίου με την έλλειψη εμπειρίας στη διεξαγωγή των πειραμάτων, τα σήματα του εγκεφάλου που καταγράψαμε ήταν χαμηλής ποιότητας. Παράγοντες όπως προετοιμασία του υποκειμένου, φύση των ερεθισμάτων και χρόνος μεταξύ των ερεθισμάτων επηρεάζουν τη καταγραφή του σήματος και επομένως απαιτείται εκτενής μελέτη πάνω στο τρόπο διεξαγωγής των πειραμάτων.
- *Περιορισμένο εύρος ζώνης πληροφοριών:* Σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου, τα BCI έχουν συνήθως περιορισμένο εύρος ζώνης πληροφοριών, που σημαίνει ότι μπορούν να μεταδίδουν και να επεξεργάζονται μόνο ένα περιορισμένο ποσό πληροφοριών κάθε φορά. Αυτός ο περιορισμός μπορεί να περιορίσει την πολυπλοκότητα και την ταχύτητα των αλληλεπιδράσεων με τις εφαρμογές BCI, καθιστώντας ορισμένες εργασίες δύσκολες ή μη πρακτικές. Προκειμένου να πετύχουμε χαμηλότερους χρόνους επεξεργασίας του σήματος, θυσιάσαμε την υψηλή απόδοση που προσέφερε η πρώτη υλοποίηση.
- *Αποδοχή και ευχρηστία από τους χρήστες:* Σίγουρα ένα από τα πιο σημαντικά προβλήματα που αντιμετωπίσαμε, και ακόμη δέχεται μεγάλη βελτίωση είναι η διεπαφή της εφαρμογής. Η BCI εφαρμογή, οφείλει να είναι φιλική προς το χρήστη και προσβάσιμη σε ένα ευρύ φάσμα χρηστών, συμπεριλαμβανομένων των ατόμων με αναπηρίες ή περιορισμένη τεχνική εμπειρία. Ο σχεδιασμός της διεπαφής είναι μια πρόκληση, από τη στιγμή που πρέπει ταυτόχρονα να κερδίζει το ενδιαφέρον και την πλήρη προσοχή του υποκειμένου, δίχως όμως να προκαλεί εκπλήξεις, οι οποίες εισάγουν θόρυβο στο σήμα.

Μέρος II

Υλικό και Μέθοδοι

5 Υλικό

Χρησιμοποιήθηκε εξοπλισμός εγκεφαλογράφηματος OpenBCI Cyton+Daisy 16 καναλιών. Η σημαντική διαφορά του από άλλους ηλεκτροεγκεφαλογράφους είναι το μικρότερο κόστος του καθώς και η ύπαρξη μιας μεγάλης ανοιχτής κοινότητας έρευνας, δεδομένων και λογισμικού. Αυτό τον καθιστά κατάλληλο τόσο για έρευνες όσο και για ανάπτυξη εφαρμογών χωρίς σημαντική οικονομική επιβάρυνση. Το μειονέκτημά της είναι ορισμένοι συμβιβασμοί στο υλικό της, όπως, παραδείγματος χάριν, η μειωμένη συχνότητα δειγματοληψίας και ο περιορισμένος αριθμός υποδοχέων ηλεκτροδίων.



Σχήμα 1: Εγκεφαλογράφος OpenBCI Cyton+Daisy

Επίσης, χρησιμοποιήθηκε κινητό τηλέφωνο για την καταγραφή μερικών πειραμάτων, ώστε να επιτευχθεί ο συγχρονισμός του καταγραφόμενου σήματος με την απόδοση ερεθισμάτων, μέχρι να βρεθεί μία ακριβέστερη μέθοδος.

6 Λογισμικό

Η ανάπτυξη της εφαρμογής έγινε χάρη της γλώσσας Python και του περιβάλλοντος ανάπτυξής της. Συγκεκριμένα, για την διασύνδεση με την πλακέτα της OpenBCI χρησιμοποιήθηκε η παρεχόμενη από την εταιρεία βιβλιοθήκη της Python, BrainFlow. Η εξοικείωση με τον εγκεφαλογράφο και οι πρώτες συλλογές δεδομένων έγιναν χάρη της εφαρμογής OpenBCI GUI. Ήταν κρίσιμο κομμάτι στην έναρξη της εργασίας και στο θέσιμο στόχων για την ανάπτυξή της.

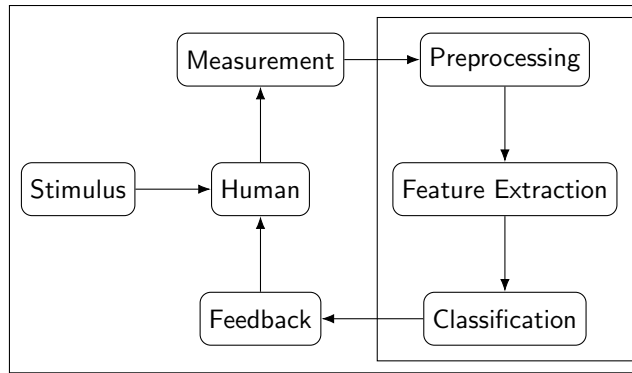


Σχήμα 2: Στιγμιότυπο χρήσης της εφαρμογής OpenBCI GUI

Η επεξεργασία των ληφθέντων σημάτων έγινε με την βιβλιοθήκη NumPy. Το βασικό γραφικό περιβάλλον δημιουργήθηκε με την βιβλιοθήκη tkinter, η οποία είναι μέρος της γλώσσας και ο παραλληλισμός των διαφόρων τμημάτων της εφαρμογής επιτεύχθηκε με την βιβλιοθήκη threading, η οποία επίσης είναι βασικό μέρος της γλώσσας.

7 Σχεδιασμός Εφαρμογής

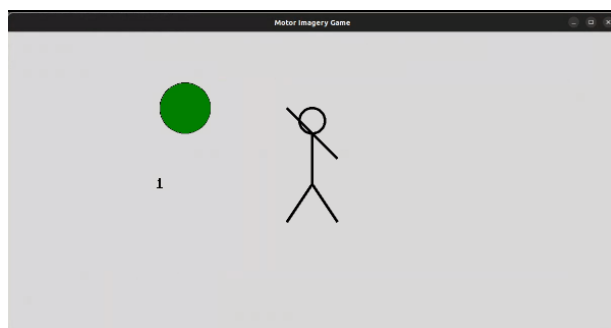
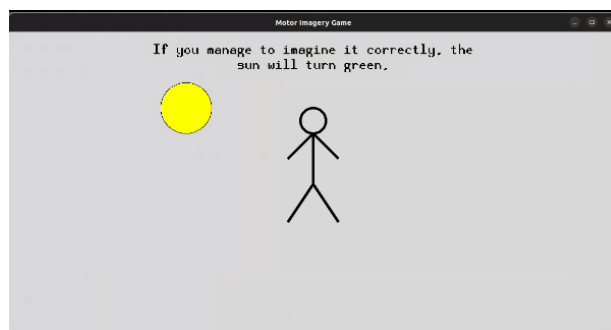
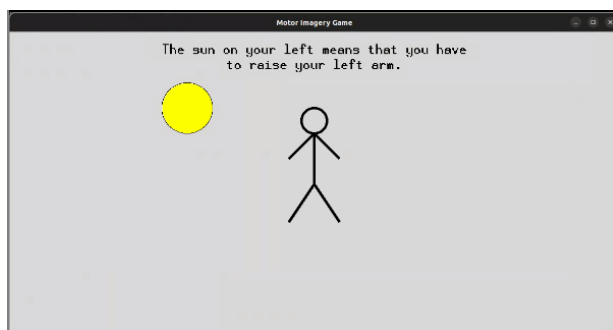
Η εφαρμογή ακολουθεί την συνηθισμένη αρχιτεκτονική των συστημάτων διεπαφής εγκεφάλου - υπολογιστή. Συγκεκριμένα, όπως φαίνεται στο ενδεικτικό σχήμα αρχιτεκτονικής της εφαρμογής, παρουσιάζεται ένα ερέθισμα στον άνθρωπο ώστε αυτός να αντιδράσει και να παραγάγει ένα σήμα προς μέτρηση. Το σύστημα καταγραφής καταγράφει το σήμα και η διαδικασία επεξεργασίας ξεκινά, με σκοπό την εξαγωγή χρήσιμων χαρακτηριστικών. Στην συνέχεια, αυτά χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση της αντίδρασης του ανθρώπου και, βάσει του αποτελέσματος της ταξινόμησης, παρουσιάζεται στον άνθρωπο κάποιου είδους ανάδραση.



Η δομή της εφαρμογής είναι εμπνευσμένη από μία παρόμοια εφαρμογή (Pulido et al. [6]) , αλλά ακολουθείται ελαφρώς διαφορετική προσέγγιση. Η ουσία είναι, ότι χρησιμοποιούνται εξωτερικά ερεθίσματα για την πρόκληση ενδογενών προκλητών δυναμικών.

- Ο ασθενής προετοιμάζεται για το παιχνίδι φορώντας τον εγκεφαλογράφο και κάθεται σε μία αναπαυτική καρέκλα.
- Στην συνέχεια, του παρουσιάζεται ένα μικρό δείγμα του παιχνιδιού, στο οποίο δεν παίρνει μέρος αλλά απλά παρακολουθεί, ώστε να εξοικειωθεί με το περιβάλλον του παιχνιδιού και τον τύπο των ερεθισμάτων που πρόκειται να λάβει. Η επιλογή αυτή γίνεται έτσι ώστε να αποφευχθούν κατά το μέγιστον δυνατό διάφορες πηγές θορύβου στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, όπως θα ήταν πρόκληση έκπληξης. Για τον ίδιο λόγο, ο σχεδιασμός των ερεθισμάτων πρέπει να είναι όσο το δυνατόν “λογικότερος”, προς αποφυγή πρόκλησης έκπληξης και απορίας, αντιδράσεις οι οποίες καταγράφονται από τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο και θορυβίζουν, εν προκειμένω, το σήμα (Κουτσούρης, Νικήτα, and Παυλόπουλος [4]) . Παραδείγματος χάριν, θα ήταν “παράλογο” η θετική ανατροφοδότηση να γινόταν με κάτι ευρέως αποδεκτό ως αρνητικό, όπως είναι το κόκκινο χρώμα.
- Όταν ολοκληρωθεί η παρουσίαση του δείγματος, το βασικό παιχνίδι μπορεί να αρχίσει. Κατά την εκτέλεση του παιχνιδιού τα ερεθίσματα παράγονται τυχαία, τόσο στο είδος τους όσο και στον χρόνο τους. Φροντίζεται να αφήνεται αρκετό διάστημα μεταξύ διαδοχικών ερεθισμάτων, έτσι ώστε να μην υπερφορτώνεται με ερεθίσματα ο ασθενής, ούτε να μπαίνει σε κατάσταση υπερβολικής εγρήγορσης, η οποία επίσης καταγράφεται από ηλεκτροεγκεφαλογράφο και μπορεί να λειτουργήσει ως θόρυβος.
- Τέλος, παρουσιάζεται στον ασθενή η βαθμολογία που πέτυχε.

Μερικά ενδεικτικά στιγμιότυπα από το πρωτότυπο της εφαρμογής φαίνονται παρακάτω:



Σχήμα 3: Στιγμιότυπα από την εφαρμογή

Αυτή η μείωση ονομάζεται αποσυγχρονισμός σχετιζόμενος με το συμβάν (Event Related Desynchronization ERD). Μετρώντας την ποσότητα της δραστηριότητας μ σε διάφορες θέσεις του κινητικού φλοιού, μπορούμε να προσδιορίσουμε ποιο άκρο κινεί κάθε φορά ο ασθενής. Μέσω των κατοπτρικών νευρώνων, το φαινόμενο αυτό εμφανίζεται επίσης όταν το υποκείμενο δεν κινεί στην πραγματικότητα τα άκρα του, αλλά απλώς το φαντάζεται. Το φαινόμενο αυτό είναι το motor imagery movement.

Η μεθοδολογία που ακολουθήσαμε για την επεξεργασία των δεδομένων, βασίστηκε σε κώδικα του Boris Reuderink από το Ινστιτούτο Donders για τον εγκέφαλο, τη νόηση και τη συμπεριφορά. Πιο συγκεκριμένα, βασιστήκαμε στο github repository αυτό και στο (Delorme et al. [2])

Επιπλέον, χρήσιμη πηγή πηγαίου κώδικα αποτέλεσε το εξής jupyter notebook

8.2.1 Δεδομένα

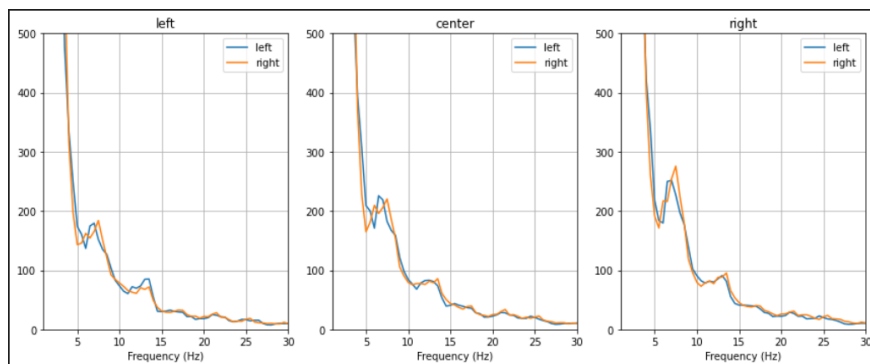
Αρχικά, αξιοποιήσαμε δεδομένα που βρήκαμε σε διαδικτυακές πηγές και δεν εργαστήκαμε με δεδομένα που καταγράψαμε με τη χρήση του εγκεφαλογράφου του εργαστηρίου. Αιτία της επιλογής μας αυτής, αποτέλεσε το γεγονός πως θέλαμε να φτιάξουμε ένα σύστημα επεξεργασίας δεδομένων και να δοκιμάσουμε την λειτουργικότητά του, αποκλείοντας τον παράγοντα φτωχών δεδομένων. Με άλλα λόγια, θεωρήσαμε πως αν πετύχουμε μια καλή μέθοδο στην επεξεργασία και αργότερα στη ταξινόμηση δεδομένων που έχουν ληφθεί πολύ προσεκτικά από ειδικούς στο χώρο με επαγγελματικό εξοπλισμό, θα μπορούσαμε να μεταφέρουμε τη μέθοδο αυτή για να επεξεργαστούμε και τα δικά μας δεδομένα, τα οποία αναμένονταν χαμηλότερης ποιότητας. Με αυτόν τον τρόπο, μάλιστα, μπορεί να αξιολογηθεί και το μέτρο της απώλειας από την χρήση ενός σχετικά φτηνού ηλεκτροεγκεφαλογράφου, αντί άλλων ακριβοτέρων και υψηλότερης ποιότητας.

Πιο συγκεκριμένα, εργαστήκαμε με τα δεδομένα του 4ου διαγωνισμού BCI (Brain Computer Interaction), τα οποία παρέχονται από πανεπιστήμια του Βερολίνου και περισσότερες πληροφορίες μπορούν να βρεθούν εδώ. Αναλυτικά, το σύνολο δεδομένων που αξιοποιήσαμε περιείχε 59 κανάλια EEG, με ρυθμό δειγματοληψίας 100Hz, από ένα άτομο. Επιπλέον, κατά τη καταγραφή του εγκεφαλογραφήματος, δώθηκαν στο υποκείμενο 200 οπτικά ερεθίσματα, τα μισά αντιστοιχούσαν σε κίνηση του αριστεριού χεριού, ενώ τα άλλα μισά σε κίνηση του δεξιού χεριού.

8.2.2 Απεικόνιση Δεδομένων

Από τη στιγμή που το καταγεγραμμένο σήμα έχει μεγάλη διάρκεια σε συνδυασμό με το γεγονός ότι υπάρχουν και χρονικές περιόδους που δεν παρουσιάζουν ενδιαφέρον (το υποκείμενο δε δέχεται συνεχώς κάποιο ερέθισμα), είναι σημαντικό να προσδιοριστούν οι περιοχές ενδιαφέροντος. Το σύνολο δεδομένων περιέχει τις χρονικές στιγμές (timestamps) που δίνονται τα ερεθίσματα. Στην περίπτωση που χρησιμοποιούμε τη δική μας διεπαφή, έχουμε φροντίσει να καταγράφονται όλες οι χρονικές στιγμές που δίνονται τα ερεθίσματα μαζί με την αντίστοιχη κατηγορία του ερεθίσματος (πχ ενεργοποίηση αριστερού χεριού). Γύρω από τη χρονική στιγμή που δίνεται το ερέθισμα παίρνουμε ένα παράθυρο που αντιστοιχεί σε χρονική περίοδο 2 δευτερολέπτων, με αρχή τη στιγμή του ερεθίσματος συν μια μετατόπιση κατά 500ms όπου θεωρούμε ότι είναι ο χρόνος αντίδρασης του υποκειμένου [0.5 – 2.5sec]. Το μήκος του παραθύρου αυτού εξαρτάται από το ρυθμό δειγματοληψίας. Στη περίπτωση μας, στα έτοιμα δεδομένα με ρυθμό δειγματοληψίας 100Hz έχουμε παράθυρο με μήκος $2sec * 100Hz = 200$ δείγματα, ενώ με τη χρήση του εξοπλισμού του εργαστηρίου έχουμε τη δυνατότητα δειγματοληψίας στα 125Hz, επομένως παίρνουμε παράθυρο 250 δειγμάτων.

Επομένως, για κάθε ερέθισμα έχουμε ένα παράθυρο 200 δειγμάτων με τις τιμές των τριών EEG καναλιών ενδιαφέροντος, δηλαδή ένα πίνακα με διαστάσεις (3,200). Από τη στιγμή που ψάχνουμε για μείωση της δραστηριότητας (8 - 12Hz), το οποίο είναι χαρακτηριστικό στο πεδίο της συχνότητας, μετασχηματίζουμε τα παράθυρα ενδιαφέροντος από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο της συχνότητας. Παρακάτω απεικονίζεται η μέση τιμή (για όλα τα παράθυρα) της εγκεφαλικής δραστηριότητας στα τρία ηλεκτρόδια για τα αριστερά (με μπλε) και τα δεξιά (με πορτοκαλί) ερεθίσματα:



Σχήμα 4: Μέση τιμή παραθύρων εγκεφαλικής δραστηριότητας

Μια κορυφή (peak) μ-δραστηριότητας μπορεί να παρατηρηθεί σε κάθε κανάλι και για τις δύο κλάσεις. Στο δεξιό ημισφαίριο (δεξί σχήμα), η μ για την κίνηση του αριστερού χεριού είναι χαμηλότερη από ό,τι για την κίνηση του δεξιού χεριού λόγω του Event Related Desynchronization (ERD). Στο αριστερό ηλεκτρόδιο (αριστερό σχήμα), η μ δραστηριότητα για την κίνηση του δεξιού χεριού είναι μειωμένη ενώ στο κεντρικό ηλεκτρόδιο (μεσαίο σχήμα) η μ είναι περίπου ίση και για τις δύο κλάσεις. Αυτό επαληθεύει τη θεωρία ότι το αριστερό χέρι ελέγχεται από το δεξί ημισφαίριο και το δεξί χέρι από το αριστερό ημισφαίριο.

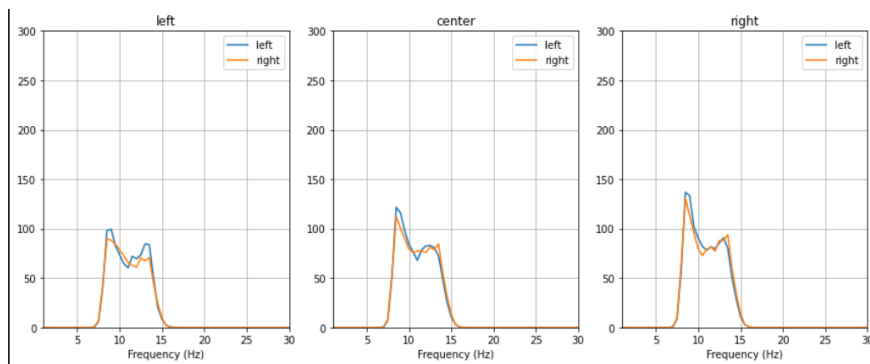
8.2.3 Κατηγοριοποίηση Δεδομένων

Χρησιμοποιήσαμε έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης για να κατασκευάσουμε ένα μοντέλο που μπορεί να διακρίνει μεταξύ της κίνησης του δεξιού και του αριστερού χεριού αυτού του υποκειμένου. Τα βασικά βήματα για την περάτωση της διαδικασίας είναι τα παρακάτω:

1. Εύρεση ενός τρόπου για τη ποσοτικοποίηση της ποσότητας της δραστηριότητας μ που υπάρχει σε ένα ερέθισμα
2. Κατασκευή ενός μοντέλου που να περιγράφει τις αναμενόμενες τιμές της δραστηριότητας μ για κάθε κλάση
3. Δοκιμή του μοντέλου σε κάποια νέα δεδομένα για να εκτιμήσουμε με τι ακρίβεια μπορεί να προβλέψει τη σωστή ετικέτα κλάσης

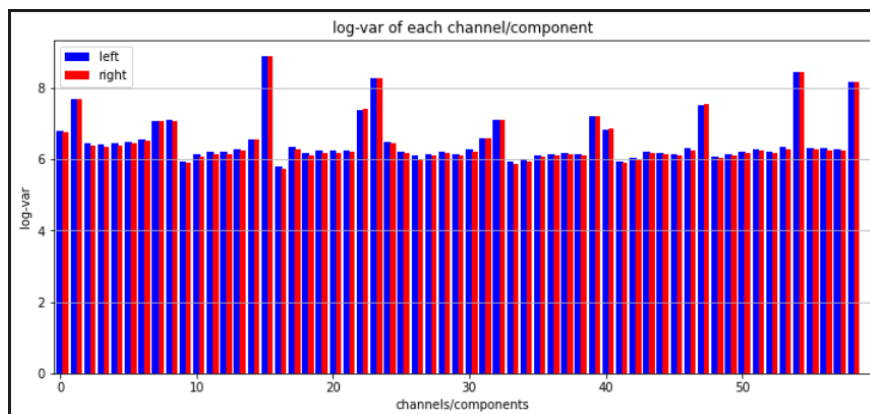
Βασιστήκαμε σε έναν κλασικό σχεδιασμό BCI, όπου γίνεται χρήση του λογαρίθμου της διακύμανσης του σήματος σε μια συγκεκριμένη ζώνη συχνοτήτων ως χαρακτηριστικό για τον ταξινομητή (Blankertz et al. [1]).

Όπως έχει ήδη επισημανθεί σε αρκετά σημεία, η μ δραστηριότητα εξ ορισμού εντοπίζεται στις συχνότητες 8-12Hz. Επομένως, προκειμένου να απομονώσουμε τη συχνοτική αυτή περιοχή, κατασκευάσαμε και εφαρμόσαμε ένα ζωνοπερατό φίλτρο (bandpass filter) για να αποκλείσουμε τις συχνότητες που βρίσκονται εκτός του διαστήματος [8 – 15 Hz]. Το φίλτρο αυτό, εφαρμόστηκε σε όλα τα παράθυρα γύρω από τα ερεθίσματα που κατασκευάσαμε προηγουμένως. Παρακάτω απεικονίζεται και πάλι η μέση τιμή (για όλα τα παράθυρα) της εγκεφαλικής δραστηριότητας στα τρία ηλεκτρόδια για τα αριστερά (με μπλε) και τα δεξιά (με πορτοκαλί) ερεθίσματα μετά την εφαρμογή του ζωνοπερατού φίλτρου:



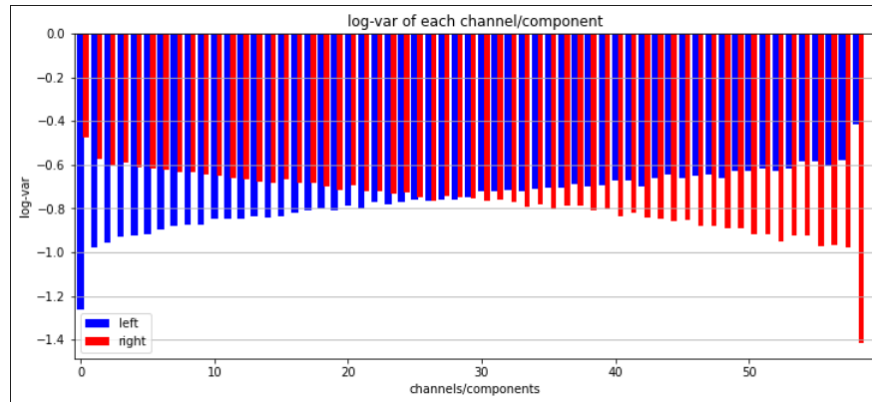
Σχήμα 5: Μέση τιμή παραθύρων εγκεφαλικής δραστηριότητας κατόπιν εφαρμογής ζωνοπερατού φίλτρου

Ως χαρακτηριστικό για να εκπαιδεύσουμε τον ταξινομητή, παίρνουμε το λογάριθμο της διακύμανσης (log-arithm of the covariance) για κάθε κανάλι. Παρακάτω απεικονίζεται το μέγεθος αυτό για τα 59 κανάλια του εγκεφαλογραφήματος και τις 2 κλάσεις (αριστερό χέρι με μπλε, δεξί χέρι με κόκκινο):



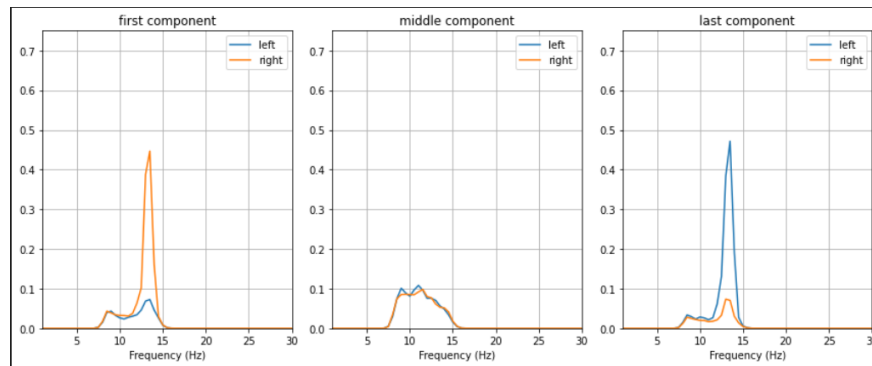
Σχήμα 6: Λογάριθμος διακύμανσης

Παρατηρούμε ότι τα περισσότερα κανάλια παρουσιάζουν μια μικρή διαφορά στη λογαριθμική μεταβολή του σήματος μεταξύ των δύο κατηγοριών. Με άλλα λόγια, δε μπορούμε να κάνουμε καλή διάκριση μεταξύ του αριστερού και δεξιού ερεθίσματος με αυτό το μέγεθος ακόμα. Συνεπώς, το επόμενο βήμα ήταν να πάμε από 118 κανάλια μόνο λίγα μίγματα καναλιών, τα οποία μεγιστοποιούν τη διαφορά στη διακύμανση μεταξύ των δύο κλάσεων. Αυτά τα μίγματα καναλιών ονομάζονται και χωρικά φίλτρα. Μετά την εφαρμογή των χωρικών αυτών φίλτρων, αντί για 118 κανάλια, έχουμε τώρα 118 μίγματα καναλιών (components). Τα πρώτα φίλτρα μεγιστοποιούν τη διακύμανση της πρώτης κατηγορίας (left), ενώ ελαχιστοποιούν τη διακύμανση της δεύτερης (right). Τα τελευταία φίλτρα μεγιστοποιούν τη διακύμανση της δεύτερης κλάσης, ενώ ελαχιστοποιούν τη διακύμανση της πρώτης.



Σχήμα 7: Λογάριθμος διακύμανσης ανά κανάλι

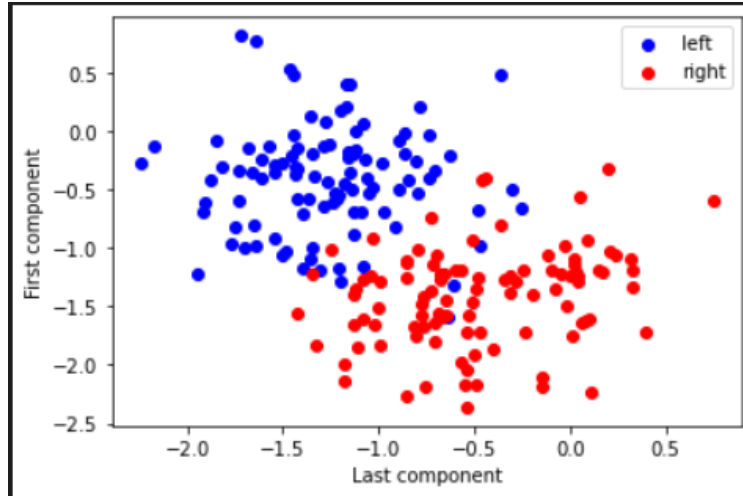
Αυτό είναι επίσης ορατό σε ένα διάγραμμα στο πεδίο της συχνότητας. Η παρακάτω αναπαράσταση απεικονίζει το πλάτος συναρτήσεως της συχνότητας για το πρώτο, το τελευταίο καθώς και για το μεσαίο στοιχείο (component):



Σχήμα 8: Πλάτος συναρτήσεως συχνότητας

Από το παραπάνω διάγραμμα, είναι εμφανής η μείωση της δραστηριότητας που οφείλεται στο ERD τόσο στο αριστερό διάγραμμα που έχουμε κίνηση του αριστερού άκρου (με μειωμένο το πλάτος της μπλε καμπύλης) όσο και στο δεξιό διάγραμμα αντίστοιχα. Το μεσαίο διάγραμμα θα μπορούσε να αποτελέσει μια 3η κλάση η οποία θα αναλογούσε σε μη κίνηση κάποιου χεριού, όμως η υλοποίηση μας για λόγους απλότητας πραγματοποιεί δυαδική ταξινόμηση.

Για να απεικονίσουμε τη διακριτικότητα μεταξύ των δύο κατηγοριών, παραθέτουμε ένα διάγραμμα διασποράς. Εδώ οι δύο κλάσεις απεικονίζονται σε ένα διδιάστατο επίπεδο: ο άξονας x είναι το πρώτο component, ενώ ο άξονας y είναι το τελευταίο:



Σχήμα 9: Δεδομένα στον χώρο χαρακτηριστικών

Τα δεδομένα φαίνεται να είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, συνεπώς εφαρμόζουμε έναν γραμμικό ταξινομητή. Ένας γραμμικός ταξινομητής μπορεί να θεωρηθεί ότι σχεδιάζει μια γραμμή στο παραπάνω διάγραμμα για να διαχωρίσει τις δύο κλάσεις. Για να προσδιορίσουμε την κλάση για μια νέα δοκιμή, απλώς ελέγχουμε σε ποια πλευρά της γραμμής θα βρισκόταν η δοκιμή αν απεικονιζόταν όπως παραπάνω.

Για τη διεξαγωγή της εκπαίδευσης, τα δεδομένα χωρίζονται σε ένα σύνολο εκπαίδευσης και ένα σύνολο δοκιμής (train, test set) με ποσοστό 0.8 και 0.2 αντίστοιχα. Ο ταξινομητής προσαρμόζει ένα μοντέλο (στην προκειμένη περίπτωση, μια ευθεία γραμμή) στο σύνολο εκπαίδευσης και χρησιμοποιεί αυτό το μοντέλο για να κάνει προβλέψεις σχετικά με το σύνολο δοκιμής.

Για τον ταξινομητή χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος της γραμμικής ανάλυσης διάκρισης (LDA). Προσαρμόζει μια γκαουσιανή κατανομή σε κάθε κλάση, που χαρακτηρίζεται από τη μέση τιμή και τη συνδιακύμανση, και καθορίζει ένα βέλτιστο διαχωριστικό επίπεδο για το διαχωρισμό των δύο. Το επίπεδο αυτό ορίζεται ως εξής:

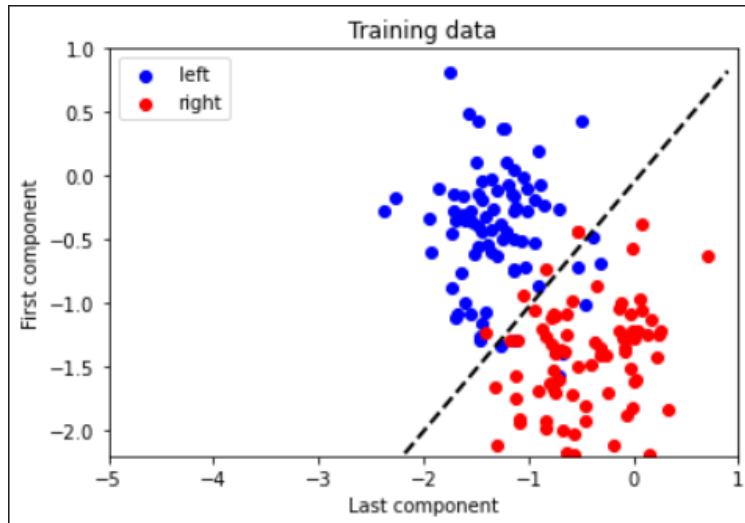
$$r = W_0 \cdot X_0 + W_1 \cdot X_1 \dots + W_n \cdot X_n - b \quad (1)$$

Εν προκειμένω, εκφυλίζεται σε:

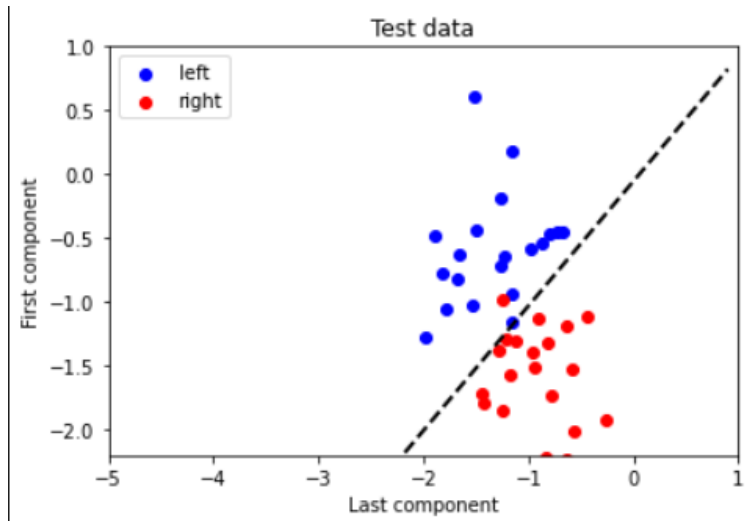
$$r = W_0 \cdot X_0 + W_1 \cdot X_1 - b \quad (2)$$

επειδή τα δεδομένα είναι διδιάστατα.

Παρακάτω απεικονίζεται το διάγραμμα διασποράς και το όριο απόφασης όπως καθορίζεται από τον ταξινομητή ΛΔΑ. Το όριο απόφασης είναι η γραμμή για την οποία η έξοδος του ταξινομητή είναι ακριβώς 0. Το διάγραμμα διασποράς χρησιμοποίησε το X_0 ως άξονα x και το X_1 ως άξονα y .



Σχήμα 10: Ταξινομητής στα δεδομένα του συνόλου εκπαίδευσης



Σχήμα 11: Ταξινομητής στα δεδομένα του συνόλου ελέγχου

Ο πίνακας σύγχυσης δείχνει ότι 1 από τις 20 δοκιμές με κίνηση του δεξιού χεριού ταξινομήθηκαν εσφαλμένα ως κίνηση του αριστερού χεριού, ενώ οι υπόλοιπες ταξινομήσεις ήταν ορθές. Συνολικά, το 97,5% των δοκιμών ταξινομήθηκε σωστά, το οποίο είναι πολύ υψηλό ποσοστό αν θεωρήσει κανείς και τον σχετικά μικρό αριθμό των συνολικών δειγμάτων εκπαίδευσης.

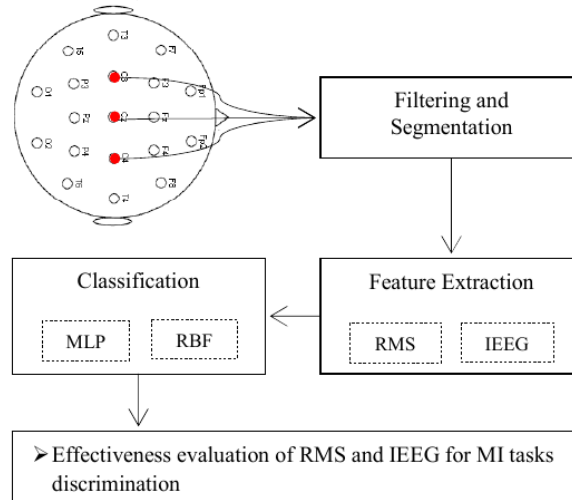
		True classification		Total
		Right	Left	
Prediction	Right	20	1	21
	Left	0	19	19
Total		20	20	40

8.3 Επεξεργασία με Χρονικά Χαρακτηριστικά

Τα βασικά βήματα της μεθόδου (Hamed et al. [3]) που πραγματώθηκαν για την επεξεργασία των δεδομένων στο πεδίο του χρόνου συνοψίζονται στην παρακάτω εικόνα. Ξεκινήσαμε με τη συλλογή δεδομένων από τα ηλεκτρόδια 'C3', 'Cz', 'C4' από το υποκείμενο. Έπειτα με την κατάλληλη κατάτμηση και επεξεργασία, μπορέσαμε να αποθρομβοποιήσουμε τα σήματα και να εξάγουμε τα χαρακτηριστικά RMS και IEEG για τα σημαντικά παράθυρα του σήματος. Στη συνέχεια, ακολούθησε η ταξινόμηση με νευρωνικά δίκτυα MLP ή RBF (στη περίπτωση μας υλοποιήσαμε για λόγους απλότητας το MLP) και τέλος με βάση την ακρίβεια (accuracy) έγιναν οι συγκρίσεις με την παραπάνω υλοποίηση στο πεδίο της συχνότητας.

8.3.1 Δεδομένα

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε στην υλοποίηση αυτή ήταν τα ίδια όπως και στην παραπάνω υλοποίηση, έτσι ώστε να μπορεί να πραγματοποιηθεί μια αντικειμενική σύγκριση μεταξύ των δύο υλοποιήσεων, δεδομένου ότι η ποιότητα των δεδομένων καθώς και ο εξοπλισμός καταγραφής τους μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα των νευρωνικών. Όπως και πριν, επομένως, η συχνότητα δειγματοληψίας ήταν στα $100Hz$, ενώ επιλέχθηκαν μόνο τα κανάλια 'C3', 'Cz', 'C4' ως σημαντικά. Εφαρμόσαμε βαθυπερατό φίλτρο ($0.5-30Hz$) και επιπλέον ένα φίλτρο εγχοπής στα $50Hz$ για να αποθρομβοποιήσουμε το σήμα από το δίκτυο παροχής ηλεκτρικής ενέργειας (Ευρώπη στα $50Hz$), όπως αναφέρεται και στη βιβλιογραφία.



Σχήμα 12: Σχήμα Μεθόδου (Hamed et al. [3])

Επιλέξαμε να χωρίσουμε το σήμα σε παράθυρα μήκους $1s$, σε αντίθεση με τη βιβλιογραφία που χρησιμοποιεί παράθυρα μήκους $256ms$, καθώς έχουμε 5 φορές μικρότερη συχνότητα δειγματοληψίας. Συνεπώς με παράθυρο μήκους $1s$, έχουμε συνολικά 100 δείγματα ανά παράθυρο.

8.3.2 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Στην παρούσα υλοποίηση, τα χαρακτηριστικά του πεδίου χρόνου IEEG και RMS υπολογίστηκαν και εξήχθησαν από το τμηματοποιημένο EEG. Το RMS μοντελοποιείται ως η μέση τετραγωνική ρίζα για ένα παράθυρο, ενώ το IEEG εκτιμά την ισχύ του EEG στο ίδιο παράθυρο (οι μαθηματικές εξισώσεις των μεγεθών φαίνονται παρακάτω).

$$RMS_t = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3)$$

$$IEEG = \sum_{i=1}^N x_i \quad (4)$$

Όπου t είναι το παράθυρο, N είναι το μήκος του παραθύρου (σε δείγματα) και x είναι το εκάστοτε δείγμα του σήματος.

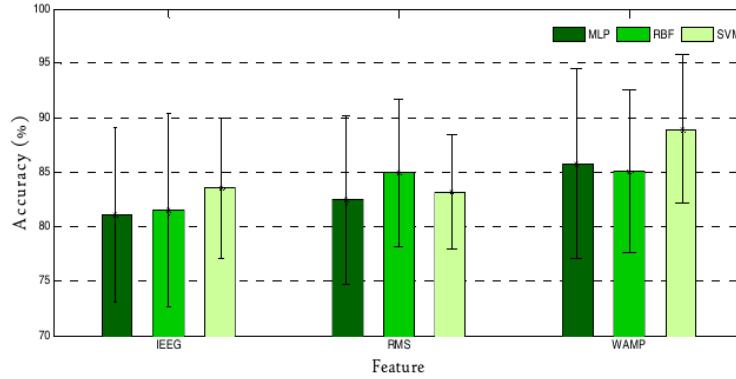
Επιπλέον, προκειμένου να γίνουν πιο διαχωρίσιμα διανύσματα χαρακτηριστικών, έγινε χρήση του λογαρίθμου στα εξαχθέντα χαρακτηριστικά.

8.3.3 Ταξινόμηση

Στη υλοποίηση μας, το στρώμα εισόδου του MLP περιλαμβάνει 2 νευρώνες (όσα και τα χαρακτηριστικά). Στο κρυφό στρώμα, ο αριθμός αυτός επιλέχθηκε χειροκίνητα σε κάθε εκτέλεση, ώστε να επιτευχθεί η καλύτερη απόδοση. Ο αριθμός των νευρώνων στο στρώμα εξόδου ήταν ο ίδιος με τον αριθμός των κλάσεων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (στη περίπτωση μας 2 κλάσεις). Για το MLP, έγινε χρήση της συνάρτησης ενεργοποίησης sigmoid. Προκειμένου να κατασκευαστεί το νευρωνικό δίκτυο, κάθε σύνολο χαρακτηριστικών ανακατεύτηκε και χωρίστηκε σε 80% και 20% σύνολα δεδομένων για εκπαίδευση και δοκιμή αντίστοιχα.

8.3.4 Αποτελέσματα

Με βάση και τη δημοσίευση (Hamedi et al. [3]), η οποία εφάρμοσε και κάποιους επιπλέον αλγορίθμους (RBF, SVM) και χαρακτηριστικά (WAMP), φαίνεται πως η ακρίβεια των νευρωνικών κυμαίνεται στο 80-85%:



Σχήμα 13: Ακρίβεια (Hamedi et al. [3])

Συνεπώς, φαίνεται ότι η χρήση χαρακτηριστικών του πεδίου του χρόνου είναι εύλογη για εφαρμογές motor imagery movement classification, οι οποίες απαιτούν ταυτόχρονα πλούσιο περιεχόμενο πληροφοριών και χαμηλό υπολογιστικό κόστος.

Μέρος III

Αποτελέσματα

9 Σύγκριση Μεθόδων

Λαμβάνοντας υπόψη την απόδοση των δύο υλοποιήσεων, φαίνεται πως η πρώτη υλοποίηση, στο πεδίο της συχνότητας έχει μεγαλύτερη ακρίβεια (accuracy) σε σχέση με τη δεύτερη. Παρόλα αυτά, ένα πρακτικό και αποτελεσματικό σύστημα BCI απαιτεί ένα συμβιβασμό μεταξύ της ακρίβειας των αποτελεσμάτων του και της πολυπλοκότητας της διεπαφής. Με άλλα λόγια, δεν αποτελεί κριτήριο μόνο η μεγιστοποίηση της ακρίβειας, αλλά και η χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα, η οποία συνεπάγεται και μικρό υπολογιστικό κόστος τόσο σε πόρους όσο και σε χρόνο. Όσον αφορά τη δεύτερη υλοποίηση (στο πεδίο του χρόνου), είδαμε πως είναι εφικτό να πετύχουμε σχετικά καλές αποδόσεις μόνο με δύο απλά χαρακτηριστικά που εξάγονται απευθείας από το σήμα, το οποίο εξαρχής είναι συνάρτηση του χρόνου. Επομένως, σε μια εφαρμογή BCI σε πραγματικό χρόνο, όπου το υποκείμενο θα λαμβάνει ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο, θα μπορούσαμε να θυσιάσουμε την ακρίβεια που μας εξασφαλίζει η πρώτη μέθοδος για την άμεση και γρήγορη ανατροφοδότηση που παρέχει η δεύτερη μέθοδος. Συμπερασματικά, λοιπόν, σημαντικός παράγοντας για την υλοποίηση μιας επιτυχημένης εφαρμογής BCI είναι η εύρεση της χρυσής τομής μεταξύ του tradeoff ακρίβειας και υπολογιστικής πολυπλοκότητας (χρόνου απόκρισης). Για την παρούσα εφαρμογή, κατάλληλη θεωρήθηκε η εξαγωγή χρονικών χαρακτηριστικών, λόγω της ταχύτητάς της και της ικανοποιητικής ακρίβειας.

10 Απόπειρα Επαλήθευσης

Επιχειρήθηκε η απόπειρα αναπαραγωγής της μεθόδου εξαγωγής χαρακτηριστικών στην συχνότητα με δεδομένα από δικά μας πειράματα. Ωστόσο, τα αποτελέσματα δεν μπόρεσαν να αναπαραχθούν, καθώς αποδείχθηκε δύσκολο, λόγω έλλειψης εμπειρίας και κακού σχεδιασμού, να φέρουμε τα δεδομένα μας στην κατάλληλη μορφή.

Στην συνέχεια, επιχειρήθηκε η αναπαραγωγή της μεθόδου εξαγωγής χρονικών χαρακτηριστικών, όχι με δικά μας δεδομένα, αλλά με διαφορετικά δεδομένα τα οποία βρέθηκαν στην ιστοσελίδα εδώ. Δυστυχώς, ούτε αυτό κατέστη δυνατό, καθώς πετύχαμε ποσοστό ακρίβειας μόλις μεγαλύτερο του 50%, δηλαδή οριακά τυχαίο. Αυτό μπορεί να αποδοθεί επίσης στην ποιότητα χαρακτηριστικών, καθώς η συχνότητα δειγματοληψίας των δεδομένων ήταν 5 φορές χαμηλότερη από την συχνότητα δειγματοληψίας της αυθεντικής έρευνας.

Σχετικά με την εφαρμογή, δομικά ολοκληρώθηκε και είναι πράγματι λειτουργική. Ωστόσο, τόσο το παρωσιαστικό της όσο και το περιεχόμενό της είναι ελλιπή.

Μέρος IV

Επίλογος

11 Σύνοψη και Συμπεράσματα

Εκτός από τις δυσκολίες σχετιζόμενες με το BCI καθαυτό, αντιμετωπίσαμε δυσκολίες λόγω έλλειψης εμπειρίας στην ανάπτυξη εφαρμογών και την διεξαγωγή πειραμάτων. Συγκεκριμένα, ένα κρίσιμο λάθος ήταν η υπόθεση ότι η εφαρμογή θα έπρεπε να αναπτυχθεί προς το τέλος της εργασίας, αφού είχαν δοκιμαστεί οι μέθοδοι επεξεργασίας. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα την εξάρτηση από την εφαρμογή OpenBCI GUI, η οποία είναι σχεδιασμένη για συλλογή δεδομένων και όχι διεξαγωγή πειραμάτων. Επομένως, τα δεδομένα μας δεν ήταν επισημασμένα με τις χρονικές στιγμές των ερεθισμάτων, ελαττώνοντας έτσι την ποιότητά τους και προκαλώντας ουσιαστικά χάσιμο χρόνου.

Τόσο η έλλειψη έμπρακτης εμπειρίας σε τεχνικά θέματα όσο και η έλλειψη εμπειρίας, γενικώς, με την ιδέα του πειράματος, οδήγησε, αφενός, στην ανάλωση χρόνου και ενέργειας στην επίλυση τεχνικών ζητημάτων, αφετέρου, στον λανθασμένο σχεδιασμό της εργασίας και στην σπατάλη χρόνου, η οποία θα μπορούσε να αποφευχθεί. Για αυτούς τους λόγους, καθώς και επειδή υπάρχει πληθώρα προτεινόμενων μεθόδων επεξεργασίας και ερευνητικής δουλειάς επί του θέματος, τα αποτελέσματα δεν είναι αποθαρρυντικά και μένουν πολλές ιδέες ακόμα για δοκιμή.

12 Μελλοντικές Επεκτάσεις ή Βελτιώσεις

Ως επέκταση στην υπάρχουσα εργασία μπορεί να είναι η πιο προσεκτική συλλογή δεδομένων με τον παρόν εξοπλισμό καθώς και η συλλογή δεδομένων από μεγαλύτερη ποικιλία ανθρώπων.

Επιπλέον, μπορούν να δοκιμαστούν διαφορετικές προσεγγίσεις επεξεργασίας και σχεδιασμού. Στην παρούσα εργασία, ο σχεδιασμός της εφαρμογής είναι απολύτως αποκομμένος από την επεξεργασία και προσπαθεί να μην δημιουργεί αντιδράσεις οι οποίες θορυβίζουν το σήμα. Αυτό, προφανώς, έχει αντίκτυπο στην ποιότητα της εφαρμογής και στο πόσο κίνητρο παρέχει στον χρήστη της. Επομένως, μπορούν να δοκιμαστούν μέθοδοι σχεδιασμού της εφαρμογής οι οποίες να την καθιστούν πιο ευχάριστη και να εκμεταλλεύονται τον θόρυβο στην επεξεργασία με κάποιον τρόπο.

Τέλος, μπορεί να δοκιμαστεί η ενσωμάτωση περαιτέρω οικονομικού εξοπλισμού, με σκοπό την βελτίωση της ποιότητας του σήματος. Παραδείγματος χάριν, είτε κάποιος ανιχνευτής μυικής κίνησης, ή κάποιος οφθαλμογράφος με σκοπό την απόρριψη θορύβου από την κίνηση των ματιών.

References

- [1] Benjamin Blankertz et al. “The non-invasive Berlin brain–computer interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects”. In: *NeuroImage* 37.2 (2007), pp. 539–550.
- [2] Arnaud Delorme et al. “MATLAB-based tools for BCI research”. In: *Brain-Computer Interfaces: Applying our Minds to Human-Computer Interaction* (2010), pp. 241–259.
- [3] Mahyar Hamed et al. “Neural network-based three-class motor imagery classification using time-domain features for BCI applications”. In: *2014 IEEE region 10 symposium*. IEEE. 2014, pp. 204–207.
- [4] Δ Κουτσοῦρης, Κωνσταντῖνα Νικήτα, and Σ Παυλόπουλος. “Ιατρικά απεικονιστικά συστήματα”. In: *Εκδόσεις Τζιόλα* (2004).
- [5] Ioulietta Lazarou et al. “EEG-based brain–computer interfaces for communication and rehabilitation of people with motor impairment: a novel approach of the 21 st Century”. In: *Frontiers in human neuroscience* 12 (2018), p. 14.
- [6] Sergio David Pulido et al. “Serious game controlled by a human-computer interface for upper limb motor rehabilitation: A feasibility study”. In: *Pattern Recognition and Image Analysis: 9th Iberian Conference, IbPRIA 2019, Madrid, Spain, July 1–4, 2019, Proceedings, Part II* 9. Springer. 2019, pp. 359–370.